

บทที่ 2

แนวคิด ทฤษฎีและผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

วิธีการศึกษาพฤติกรรมเคลื่อนไหวอนุกรมเวลารายเดือนของสินค้าที่ศึกษา ใช้วิธีพรรณนาอธิบายและใช้วิธีวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยกำหนดแบบจำลองแบบ ARIMA โดยวิธีของ Box-Jenkins พร้อมทั้งมีการอธิบายปัจจัยที่กำหนดการเคลื่อนไหวของราคาสินค้ารายเดือน

การพยากรณ์อนุกรมเวลาสำหรับแบบจำลอง ARIMA (p,d,q) นั้นจะอิงใช้ทฤษฎีของ Box-Jenkins (1976) เป็นเครื่องมือในการศึกษาครั้งนี้ โดยในเบื้องต้นต้องพิจารณาว่าอนุกรมเวลานั้นมีคุณสมบัติของอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) หรือไม่ (Pindyck, R. and Rubinfeld, D., 1998) โดยการพิจารณาว่าจะป็นอนุกรมเวลาที่มีลักษณะที่นิ่ง (Stationary) หรือไม่ สามารถพิจารณาได้จากค่าเฉลี่ย ความแปรปรวนและค่าความแปรปรวนร่วมของข้อมูลอนุกรมเวลาดังต่อไปนี้

1) ค่าเฉลี่ย (Mean)

$$E(Y_t) = \text{constant} = \mu_y \quad (2.1)$$

กล่าวคือ หากข้อมูลอนุกรมมีลักษณะที่นิ่ง (Stationary) แล้ว ณ ทุกๆค่าที่เวลา t ใดๆ จะมีค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ คงที่ หรือเท่ากับ μ_y

2) ความแปรปรวน (Variance)

$$E[(Y_t - \mu_y)^2] = \sigma_y^2 \quad (2.2)$$

กล่าวว่ หากข้อมูลอนุกรมมีลักษณะที่นิ่ง (Stationary) แล้ว จะมีค่าความแปรปรวน (Variance) คงที่ สำหรับทุกๆค่าที่เวลา t ใดๆ

3) ความแปรปรวนร่วม (Covariance)

$$\text{Cov}(Y_t, Y_{t+k}) = E(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu) = \sigma_k - \mu \quad (2.3)$$

กล่าวว่า หากข้อมูลอนุกรมมีลักษณะนิ่ง (Stationary) แล้วอีกเงื่อนไขหนึ่งที่มีความสำคัญคือ ค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) จะต้องมีค่าคงที่ ณ เวลา t ใดๆ

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า หากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะที่นิ่ง (Stationary) จะมีค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน และค่าความแปรปรวนร่วม (จากสมการที่ 2.1, 2.2 และ 2.3) มีค่าที่คงที่ ณ ทุกๆเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งสามารถทดสอบข้อมูลว่ามีลักษณะที่นิ่งหรือไม่ จากการทดสอบ Unit Root

2.1.1 แนวคิดการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา และวิธีการพยากรณ์โดยวิธี Box-Jenkins

วิธีการของ Box-Jenkins เป็นการหารูปแบบที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยการใช้ค่า Autocorrelation Function (ACF) และค่า Partial Autocorrelation Function (PACF) เป็นหลักในการพิจารณา รูปแบบที่เลือกใช้จะอยู่ในกลุ่มของรูปแบบ Integrated Autoregressive-Moving Average order p and q หรือ ARIMA(p,d,q) ซึ่งเป็นรูปแบบที่กำหนดว่าค่าพยากรณ์ในอนาคตเป็นค่าที่ได้จากการสังเกตหรือการพยากรณ์ล่วงหน้า และความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ก่อนหน้า โดยเป็นการรวมส่วนของรูปแบบ AR (p) และ MA(q) เข้าด้วยกัน โดยที่รูปแบบ AR (p) หมายถึงรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต Y_t จะขึ้นอยู่กับค่า $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots, Y_{t-p}$ หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบ MA(q) หมายถึงรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต Y_t จะขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อน $e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, \dots, e_{t-p}$ หรือค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นก่อนหน้า q ค่า ซึ่งรูปแบบ ARMA (p,q) มีการกำหนดรูปแบบดังนี้

$$\text{AR (p) คือ} \quad Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$\text{MA (q) คือ} \quad Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

$$\text{ARMA (p,q) คือ} \quad Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

อนุกรมเวลาที่จะนำมาศึกษาเพื่อใช้ในการพยากรณ์นั้น การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับส่วนประกอบต่างๆ ได้แก่ แนวโน้ม (Trend) ตัวแปรฤดูกาล (Seasonal factor) ตัวแปรวัฏจักร (Cyclical factor) และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular Movement) โดยวิธี Box-Jenkins จะสามารถแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้

1) อนุกรมเวลาที่เป็น Stationary Series คืออนุกรมเวลา (Y_t) ที่มีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของ Y_t คงที่ กล่าวคือ ค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ และค่าความแปรปรวน $V(Y_t)$ มีค่าคงที่ สำหรับอนุกรมแต่ละอนุกรมเวลา ซึ่งอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและ/หรืออิทธิพลของฤดูกาลจะมีค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ ไม่คงที่ และอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนของ Y_t สูงจะเป็นลักษณะของอนุกรมเวลาที่ $V(Y_t)$ มีค่าไม่คงที่ ซึ่งจะเรียกอนุกรมเวลาดังกล่าวนี้ว่า อนุกรมเวลาที่ไม่เป็น Stationary Series นอกจากอนุกรมเวลาที่เป็น Stationary Series จะเป็นอนุกรมที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่แล้วยังจะต้องมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ที่ lag k ขึ้นอยู่กับค่า k อย่างเดียว อนุกรมเวลาที่สามารถกำหนดรูปแบบ ARMA (p,q) ได้จะต้องเป็น Stationary Series แล้ว

2) อนุกรมเวลาที่ไม่เป็น Stationary Series เป็นอนุกรมที่ไม่มีคุณสมบัติเป็น Stationary Series การจะหารูปแบบ ARMA (p,q) ให้กับอนุกรมเวลาดังกล่าวได้จะต้องแปลงอนุกรมเวลาดังกล่าวให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่มีคุณสมบัติ Stationary Series เสียก่อน การแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่เป็น Stationary Series เป็นอนุกรมเวลาที่เป็น Stationary Series อาจทำได้ด้วยวิธีการต่างๆ ดังนี้

2.1) การหาผลต่างปกติของอนุกรมเวลา เพื่อกำจัดแนวโน้ม คืออนุกรมเวลา (Y_t) ที่มีแนวโน้มอยู่ในอนุกรมเวลา จะต้องแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้ม (Z_t) โดย $Z_t = \Delta^d Y_t$ โดย d เป็นลำดับของการหาผลต่างปกติและ Δ คือผลต่างของตัวแปร เช่น เมื่อ $d=1$ จะได้ $Z_t = \Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ เมื่อ $d=2$ จะได้ $Z_t = \Delta^2 Y_t = \Delta(Y_t - Y_{t-1}) = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1} = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$ เป็นต้น จำนวนครั้งที่หาผลต่างจะขึ้นอยู่กับว่าเมื่อหาผลต่างแล้วอนุกรมเวลาใหม่เป็น Stationary Series หรือไม่ ถ้ายังไม่เป็น Stationary Series ต้องหาผลต่างต่อไป โดยทั่วไปถ้าอนุกรมเวลามีแนวโน้มเป็นเส้นตรงจะใช้ $d=1$ อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นแบบควอดราติก จะใช้ $d=2$

2.2) การหาผลต่างฤดูกาลของอนุกรมเวลาถ้าอนุกรมเวลามีตัวแปรฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะต้องแปลงอนุกรมเวลาเดิม (Y_t) ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีฤดูกาล (Z_t) โดย $Z_t = \Delta_L^D Y_t$ โดย D เป็นลำดับของการหาผลต่างฤดูกาลและ L เป็นฤดูกาลต่อปี เช่นสำหรับอนุกรมเวลารายเดือน ($L=12$) เมื่อ $D=1$ จะได้ $Z_t = \Delta_{12} Y_t$ หรือ $Z_t = Y_t - Y_{t-12}$ และเมื่อ $D=2$ จะได้ $Z_t = \Delta_{12}^2 Y_t$ หรือ $Z_t = \Delta^2(Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - 2Y_{t-12} + Y_{t-24}$ เป็นต้น ผลต่างนี้จะทำกี่ครั้งขึ้นอยู่กับว่าเมื่อหาผลต่างแล้ว อนุกรมเวลาใหม่เป็น Stationary Series หรือไม่ ถ้ายังไม่เป็น Stationary Series ต้องหาผลต่างต่อไป

2.3) การหาผลต่างปกติและผลต่างฤดูกาลกรณีที่มีอนุกรมเวลาทั้งแนวโน้มและตัวแปรฤดูกาล การปรับให้อนุกรมเวลาเป็น Stationary Series นั้นจะทำได้โดยการหาผลต่างปกติและ

ผลต่างฤดูกาลควบคู่กัน ไป ซึ่งค่า d เป็นลำดับของการหาผลต่างปกติและค่า D เป็นลำดับของการหาผลต่างฤดูกาล ค่า d และ D จะมีจำนวนครั้งเท่าใดนั้นขึ้นอยู่กับวิธีการหาผลต่างปกติและผลต่างฤดูกาลจนกว่าอนุกรมเวลาใหม่จะเป็น Stationary Series เช่น อนุกรมเวลารายเดือนที่มีทั้งแนวโน้มและฤดูกาล เมื่อ $d=1$ และ $D=1$ จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม (Y_t) ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ (Z_t) โดย $Z_t = \Delta\Delta_{12}Y_t = \Delta Y_t - Y_{t-12} = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$ เป็นต้น

2.4) การหาลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลา นั่นคือแปลงอนุกรมเวลาเดิม (Y_t) ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ (Z_t) โดย $Z_t = \ln(Y_t)$ การแปลงอนุกรมเวลาลักษณะนี้จะทำเมื่อความแปรปรวน $V(Y_t)$ ของอนุกรมเวลาไม่คงที่

2.1.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root Test)

แนวคิดการทดสอบ Unit Root Test (Gujarati, Damodar N., 2003) ได้อธิบายว่าสามารถทดสอบได้โดยการทดสอบ DF (Dickey- Fuller test) (Dickey, D. and Fuller, W., 1981) และการทดสอบ ADF (Augmented Dickey -Fuller test) (Said, S. and Dickey, D., 1984) ซึ่งกำหนดในสมการ (2.4)

$$X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

สมมติฐานว่าง(null hypothesis) ของการทดสอบ คือ $H_0 : \rho = 1$

โดยถ้าปฏิเสธ H_0 หรือ $|\rho| < 1$ ข้อมูล X_t จะมีลักษณะนิ่ง (Stationary) แต่ถ้ายอมรับ H_0 หรือ $\rho = 1$ ข้อมูล X_t จะมีลักษณะไม่นิ่ง (Nonstationary) และจากสมการข้างต้น (2.4) สามารถเปลี่ยนรูปแบบสมการได้เป็น

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

นั่นก็คือ $X_t = (1+\theta) X_{t-1} + \varepsilon_t$ ซึ่งเทียบสมการที่ (2.4) โดยจะสามารถพิจารณาความนิ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ เมื่อ $\rho=(1+\theta)$ ซึ่ง ถ้า θ ในสมการ(2.5)มีค่าเป็นลบ จะได้ว่า ρ มีค่าน้อยกว่า 1 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าการปฏิเสธสมมติฐานว่าง $H_0 : \theta = 0$ ถือว่าเป็นการยอมรับสมมติฐาน $H_a : \theta < 0$ แสดงว่า $\rho < 1$ และ X_t มีลักษณะ Integration of order zero (Charmza, W. and Deadman, D., 1979) นั่นคือ X_t มีลักษณะนิ่ง ในทางตรงกันข้ามถ้ายอมรับ $H_0 : \theta = 0$ หมายความว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่ง (Nonstationary)

ถ้า X_t เป็นแนวเดินเชิงสุ่ม ซึ่งมีความโน้มเอียงทั่วไปรวมอยู่ด้วย (random walk with drift) สามารถเขียนแบบจำลองได้ดังนี้

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

และถ้า X_t เป็นแนวเดินเชิงสุ่ม ซึ่งมีความโน้มเอียงทั่วไปรวมอยู่ด้วย (Random walk with drift) และมีแนวโน้มตามเวลาเชิงเส้น (Linear Time Trend) สามารถเขียนแบบจำลองได้ดังนี้

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

โดยที่ t = แนวโน้มของเวลา ซึ่งจะทำการทดสอบ $H_0: \theta = 0$ โดยมี $H_a: \theta < 0$ ถ้าปฏิเสธ $H_0: \theta = 0$ หรือยอมรับ $H_1: \theta < 0$ หมายความว่า $\rho < 1$ และ X_t มี Integration of Order Zero (Charmza, W. and Deadman, D., 1979) แสดงว่า X_t มีลักษณะนิ่ง (Stationary) และถ้ายอมรับ $H_0: \theta = 0$ แสดงว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่ง (Nonstationary) โดยสรุปแล้ว Dickey and Fuller (1979) ได้พิจารณาสมการถดถอย 3 รูปแบบที่แตกต่างกันในการทดสอบว่ามี Unit Root หรือไม่มี ซึ่ง 3 สมการดังกล่าวได้แก่ สมการที่ (2.5) (2.6) และ (2.7) ถ้านำทั้งสามสมการมาเข้าสู่กระบวนการถดถอยในตัวเอง (Autoregressive Processes) จะได้สมการ ดังต่อไปนี้

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

ซึ่งสมการที่ (3.8) (3.9) และ (3.10) เป็นการเพิ่มค่า Lagged Change $\left[\sum_{j=1}^p \lambda_j \Delta X_{t-j} \right]$

เข้าไปในสมการ เนื่องจากการทดสอบอนุกรมเวลาที่มีปัญหา Serial Correlation ในค่า Error term (ε_t) เป็นการทดสอบที่ DF-Test ไม่สามารถทำได้ ดังนั้นจึงต้องนำการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller test (ADF-test) ซึ่งพัฒนามาจากวิธี Dickey-Fuller test (DF) มาใช้เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation ในค่า Error term (ε_t) ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ T - test หรือ F - test ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤต

MacKinnon (MacKinnon Critical Values) (Enders, W., 1995 ; Gujarati, Damodar N., 2003)

การใส่ค่า Lagged Term (p) ว่ามีจำนวนเท่าใดจึงจะเหมาะสมสำหรับแต่ละข้อมูล อนุกรมนั้นมีหลักในการเลือก lag length นั้นที่เสนอโดย Enders (1995) ว่า ควรจะเริ่ม lag length ที่มีค่าที่มากพอ แล้วพิจารณาความมีนัยสำคัญทางสถิติ ที่ระดับนัยสำคัญต่าง ๆ ($\alpha = 0.01, 0.05$ และ 0.1) เมื่อพบว่าที่ lag length ที่เลือกมีค่า t-statistic ที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับนัยสำคัญ ร้อยละ 10 แล้วจึงทำการลด lag length ลงทีละ 1 ช่วง จนกระทั่งสามารถปฏิเสธสมมติฐานว่าง

เมื่อทำการพิจารณาการตรวจสอบแล้วว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ศึกษาไม่นิ่ง (Stationary) จะต้องแปลงให้นิ่ง (Stationary) เสียก่อน หลังจากนั้นจึงนำเข้าสู่วิธีการ Box – Jenkins ต่อไป

2.1.3 การทดสอบความนิ่งแบบเป็นฤดูกาลของข้อมูล (Seasonal Unit Root Test)

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้การทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลาแบบฤดูกาล (Seasonal Unit Root Test) มาใช้ในการทดสอบความนิ่งของข้อมูล เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาบางชุดมีความไม่นิ่งของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ซึ่งถ้านำข้อมูลที่มีความไม่นิ่งของฤดูกาลมาทำการประมาณค่าแล้วอาจทำให้ผลลัพธ์มีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นได้ ดังนั้นจึงต้องทำการทดสอบแบบฤดูกาลก่อน โดยการทดสอบความนิ่งแบบเป็นฤดูกาล มีรูปแบบสมการดังนี้

$$y_{8,t} = \pi_1 y_{2,t} + \pi_2 y_{2,t-1} + \pi_3 y_{3,t-2} + \pi_4 y_{3,t-1} + \pi_5 y_{4,t-2} \\ + \pi_6 y_{4,t-1} + \pi_7 y_{5,t-2} + \pi_8 y_{5,t-1} + \pi_9 y_{6,t-2} + \pi_{10} y_{6,t-1} \\ + \pi_{11} y_{7,t-2} + \pi_{12} y_{7,t-1} + \mu_t + \varepsilon_t$$

โดยที่ π_1, \dots, π_{12} = ค่าสัมประสิทธิ์

$$y_{1,t} = (1+L)(1+L^2)(1+L^4+L^8)y_t$$

$$y_{2,t} = -(1-L)(1+L^2)(1+L^4+L^8)y_t$$

$$y_{3,t} = -(1-L^2)(1+L^4+L^8)y_t$$

$$y_{4,t} = -(1-L^4)(1-\sqrt{3}L+L^2)(1+L^2+L^4)y_t$$

$$y_{5,t} = -(1-L^4)(1+\sqrt{3}L+L^2)(1+L^2+L^4)y_t$$

$$y_{6,t} = -(1-L^4)(1-L^2+L^4)(1-L+L^2)y_t$$

$$y_{7,t} = -(1-L^4)(1-L^2+L^4)(1+L+L^2)y_t$$

$$y_{8,t} = (1-L^2)y_t$$

การทดสอบความนิ่งแบบฤดูกาลนั้น จะมีสมมติฐานว่าง(null hypothesis) ของการทดสอบดังนี้ การทดสอบความนิ่งแบบมาตรฐาน $H_0 : \pi_1 = 0$ เมื่อทำการทดสอบค่า t-test แล้ว $\pi_1 = 0$ (ยอมรับสมมติฐานว่าง) แสดงว่า $y_{8,t}$ มีลักษณะไม่นิ่งแบบมาตรฐาน การทดสอบความนิ่งแบบเป็นรายครึ่งปี กำหนดให้สมมติฐานว่างคือ $H_0 : \pi_2 = 0$ เมื่อทำการทดสอบค่า t-test แล้วพบว่า $\pi_2 = 0$ (ยอมรับสมมติฐานว่าง) แสดงว่า $y_{8,t}$ มีลักษณะไม่นิ่งแบบรายครึ่งปี และการทดสอบความนิ่งแบบฤดูกาล จะใช้การทดสอบ F-test ทดสอบตั้งแต่ π_3 จนถึง π_{12} โดยเมื่อทำการทดสอบแล้ว ถ้าค่า F-test ไม่แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ(ยอมรับสมมติฐานว่าง) แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่งแบบรายฤดูกาลนั้นๆ

ตารางที่ 2.1 ค่าสถิติที่ใช้สำหรับทดสอบ ความนิ่งแบบเป็นฤดูกาลของข้อมูล

| H_0 : unit root at frequency | Trans- formation | Coefficient | | Test statistics | Critical Values |
|-----------------------------------|---------------------|------------------------------|---------------------------------|------------------------------|--------------------|
| | | H_0 | H_1 | | |
| Quarterly: | | | | | |
| 0 | y_{1t} | $\pi_1 = 0$ | $\pi_1 < 0$ | t_{π_1} | Fuller(1976) |
| 2/4 | y_{2t} | $\pi_2 = 0$ | $\pi_2 < 0$ | t_{π_2} | Fuller(1976) |
| 1/4 (3/4) | y_{3t} | $\pi_3 \cap \pi_4 = 0$ | $\pi_3 \cap \pi_4 \neq 0$ | $F_{\pi_3 \cap \pi_4}$ | HEGY(1990) |
| Monthly: | | | | | |
| 0 | y_{1t} | $\pi_1 = 0$ | $\pi_1 < 0$ | t_{π_1} | Fuller(1976) |
| 6/12 | y_{2t} | $\pi_2 = 0$ | $\pi_2 < 0$ | t_{π_2} | Fuller(1976) |
| 3/12,(9/12) | y_{3t} | $\pi_3 \cap \pi_4 = 0$ | $\pi_3 \cap \pi_4 \neq 0$ | $F_{\pi_3 \cap \pi_4}$ | Franses(1990) |
| 5/12,(7/12) | y_{4t} | $\pi_5 \cap \pi_6 = 0$ | $\pi_5 \cap \pi_6 \neq 0$ | $F_{\pi_5 \cap \pi_6}$ | Franses(1990) |
| 1/12,(11/12) | y_{5t} | $\pi_7 \cap \pi_8 = 0$ | $\pi_7 \cap \pi_8 \neq 0$ | $F_{\pi_7 \cap \pi_8}$ | Franses(1990) |
| 2/12,(10/12) | y_{6t} | $\pi_9 \cap \pi_{10} = 0$ | $\pi_9 \cap \pi_{10} \neq 0$ | $F_{\pi_9 \cap \pi_{10}}$ | Franses(1990) |
| 4/12,(8/12) | y_{7t} | $\pi_{11} \cap \pi_{12} = 0$ | $\pi_{11} \cap \pi_{12} \neq 0$ | $F_{\pi_{11} \cap \pi_{12}}$ | Franses(1990) |

ที่มา: Franses (1990)

2.1.4 แบบจำลองการพยากรณ์โดยวิธี Box-Jenkins

การพยากรณ์อนุกรมโดยวิธี Box-Jenkins ในรูปแบบ ARIMA (p,d,q) ต้องพิจารณาว่าอนุกรมเวลาเป็น Stationary Series หรือไม่ (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2536) โดยพิจารณาจาก

1) ค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ คงที่ สำหรับทุกค่าของ t หรือไม่จะทำได้โดยการแบ่งอนุกรม เวลาออกเป็นส่วนๆ แล้วหาค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาแต่ละส่วน ถ้าค่าเฉลี่ยแต่ละส่วนย่อย ไม่แตกต่างกันมากจะสรุปได้ว่า $E(Y_t)$ คงที่

2) ค่าแปรปรวน $V(Y_t)$ คงที่ สำหรับทุกค่าของ t หรือไม่จะทำได้โดยการแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็นส่วนๆ แล้วหาค่าแปรปรวนของอนุกรมเวลาแต่ละส่วน ถ้าค่าความแปรปรวนแต่ละส่วนย่อย ไม่แตกต่างกันมากนักจะสรุปได้ว่า $V(Y_t)$ คงที่

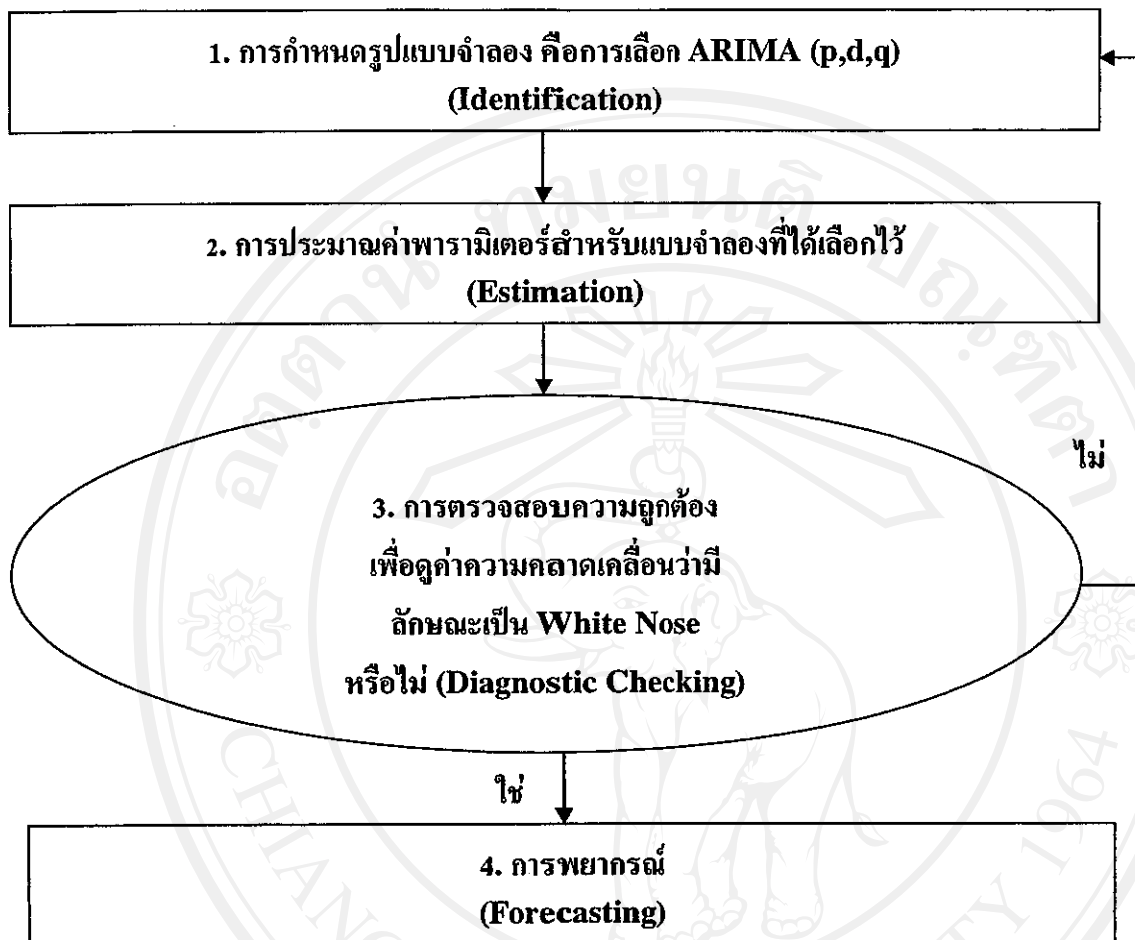
3) พิจารณาแนวโน้มและปัจจัยฤดูกาล ด้วยการวาดกราฟอนุกรมเวลาในกรณีที่มีแนวโน้มและปัจจัยฤดูกาลมักจะเห็นชัดเจนได้จากรูปที่เรียกว่าคอเรลโลแกรม (Correlogram)

4) พิจารณาคอเรลโลแกรม ของสัมประสิทธิ์สหพันธ์ของตัวอย่าง (r_k) กรณีที่อนุกรมเวลาเป็นแบบ Stationary ค่าคอเรลโลแกรมของสัมประสิทธิ์สหพันธ์(r_k)จะมีค่าลดลงค่อนข้างเร็ว เมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้นมาก ดังนั้นถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหพันธ์(r_k) มีค่าลดลงค่อนข้างช้า จะเป็นข้อสังเกตว่าอนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้ม แต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหพันธ์(r_k)มีค่าลดลงค่อนข้างช้า และมีค่อนข้างสูงที่ $k=L, 2L, 3L$ จะเป็นข้อสังเกตว่าอนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล และถ้าการเคลื่อนไหวของค่าคอเรลโลแกรมของสัมประสิทธิ์สหพันธ์(r_k) มีลักษณะคล้ายลูกคลื่น โดยคลื่นจะครบรอบใน 2 ช่วงเวลา แสดงว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

เมื่อพิจารณาจากการตรวจสอบแล้วว่า อนุกรมเวลาที่ศึกษาไม่เป็น Stationary ก่อนที่จะทำการกำหนดรูปแบบให้กับอนุกรมเวลาที่ไม่เป็น Stationary จะต้องแปลงอนุกรมเวลาที่เป็น Stationary เสียก่อน โดยการหาผลต่างสำหรับอนุกรมเวลาที่มแนวโน้ม ถ้าอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลฤดูกาลให้หาผลต่างฤดูกาลจนได้อนุกรมเวลาที่เป็น Stationary ถ้าอนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลฤดูกาลให้หาผลต่างฤดูกาลจนได้อนุกรมเวลาที่เป็น Stationary แต่ถ้าอนุกรมเวลามีความแปรปรวนไม่คงที่ ให้แปลงอนุกรมเวลาเดิมโดยการหา ลอการิทึม $Z_t = \ln(Y_t)$ จนกว่าจะได้อนุกรมเวลาใหม่ ที่มีความแปรปรวนคงที่ จากอนุกรมเวลาใหม่เป็น Stationary Series แล้วจะทำตามขั้นตอนของ Box-Jenkins ดังนี้

ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีของ Box-Jenkins มี 4 ขั้นตอน ดังนี้ ขั้นตอนที่หนึ่ง คือการกำหนดรูปแบบจำลอง (Identification) ขั้นตอนที่สอง คือการประมาณค่า (Estimation) ขั้นตอนที่สาม คือการวิเคราะห์ความถูกต้อง (Diagnostic Checking) และขั้นตอนสุดท้าย คือการพยากรณ์ (Forecasting) ตามลำดับ ดังจะพิจารณาจากรูปที่ 2.4

รูปที่ 2.1 แสดงขั้นตอนของ Box and Jenkins



ที่มา: Gujarati (2003)

1) การกำหนดแบบจำลอง (Identification) เป็นการกำหนดแบบจำลองให้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary Series) เป็นการหาแบบ ARMA (p,q) ที่คิดว่าเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยพิจารณาที่สหสัมพันธ์ (Autocorrelation: ρ_k) โดยที่ ρ_k มีค่าอยู่ในช่วง $[-1,1]$ คือการวัดความสัมพันธ์ของข้อมูลของแต่ละช่วงเวลา โดยมีช่วงเวลาย้อนหลังไป k หน่วยเวลา สำหรับวิธีการหาค่า ρ_k สามารถหาได้จากความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของค่ากลุ่มตัวอย่าง (Sample Covariance) ที่มีช่วงเวลาย้อนหลังไป k หน่วยเวลา (Lag k) เทียบกับค่าแปรปรวน (Variance) ของกลุ่มตัวอย่าง (Sample Variance) ซึ่งจะพิจารณาได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$\rho_k = \frac{\text{Covariance at lag } k}{\text{Variance}} \quad (2.11)$$

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum (Y_t - \hat{Y})(Y_{t+k} - \hat{Y})}{\sum (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.12)$$

อย่างไรก็ตามเนื่องจากอนุกรมเวลาจะเผชิญกับปัญหาสหสัมพันธ์ซึ่งที่เกิดจากตัวแปรอิสระที่เป็นค่าความล่าช้า (Lag) ของตัวแปรตาม (Autoregressive) และที่เป็นสหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน (Moving Average) โดยทั้งนี้เนื่องจาก Autocorrelation Function (ACF) จะใช้ในการอธิบายสหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน แต่ไม่สามารถใช้อธิบายสหสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่เป็นค่าความล่าช้าของตัวแปรตาม ซึ่ง Partial Autocorrelation Function (PACF) จะใช้วัดความสัมพันธ์ดังกล่าว ดังจะสามารถพิจารณาได้จากสมการ Yule-walker (Pindyck, R. and Rubinfeld, D., 1998) ดังนี้

$$\rho_p = \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \dots + \phi_p \quad (2.13)$$

ถ้า k มากกว่า p จะได้

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p} \quad (2.14)$$

จากข้างต้นเมื่อทราบถึงคอเรลโลแกรม (Correlogram) ของ ACF และ PACF จากนั้นนำมาหารูปแบบที่มีความเป็นไปได้โดยสามารถพิจารณาความเป็นไปได้ของแบบจำลองจากตาราง 2.4 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2.4 ตารางแสดงการพิจารณา ACF และ PACF

| ชนิดของแบบจำลอง | รูปแบบของ ACF | รูปแบบของ PACF |
|-----------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| AR(p) | ดูโค้งเข้าหาแกน | เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง p ค่าแล้วหายไป |
| MA(q) | เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง q ค่าแล้วหายไป | ดูโค้งเข้าหาแกน |
| ARMA(p,q) | ดูโค้งเข้าหาแกน | ดูโค้งเข้าหาแกน |

ที่มา: Gujarati (2003)

จากตารางข้างต้น จะสามารถกำหนดรูปแบบของแบบจำลองได้ดังต่อไปนี้ หากคอเรลโลแกรมของ ACF มีลักษณะ โค้งดูเข้าหาแกนในระนาบ ขณะที่คอเรลโลแกรม PACF เกิด

ค่าขึ้นมาไม่ก็ค่าแล้วก็หายไป จำนวนแห่งของค่าที่เกิดขึ้นมา ให้นับเป็น ค่าที่ p ของ $AR(p)$ เช่น $AR(1)$ จะเกิดขึ้นเมื่อคอเรลโลแกรม ของ ACF ที่โค้งงูเข้าแกนระนาบ และ $PACF$ จะมีแห่งคอเรลโลแกรมเกิดขึ้น 1 แห่ง หากคอเรลโลแกรม ของ ACF ที่เกิดขึ้นมาไม่ก็ค่าแล้วหายไป ในขณะที่ $PACF$ จะโค้งงูเข้าแกนระนาบนั้น เป็นแบบจำลอง $MA(q)$ เช่น คอเรลโลแกรมของ ACF เกิดแห่งคอเรลโลแกรมขึ้นเพียง 2 แห่ง และหลังจากนั้นก็หายไป ในขณะที่ $PACF$ โค้งงูเข้ามาแกนระนาบ แสดงว่าแบบจำลองจะมีลักษณะเป็น $MA(2)$ และหาก ACF และ $PACF$ โค้งงูเข้าแกนระนาบทั้งคู่ แบบจำลองที่ควรจะเป็นคือ $ARMA(p,q)$ แต่อย่างไรก็ตามหลักการดังกล่าวก็เป็นเพียงเครื่องช่วยการพิจารณาในระดับหนึ่งเท่านั้น เนื่องจากวิธีการดังกล่าวมีลักษณะที่เป็นศิลป์ (Art) มากกว่าศาสตร์ (Science) ดังนั้นเพื่อประเมินแบบจำลองว่าแบบจำลองใดมีความเหมาะสมที่จะใช้เป็นตัวแทนกลุ่มข้อมูลจริง สามารถพิจารณาได้จากค่าสถิติเพื่อประกอบการตัดสินใจ เช่น Root Mean Squared Error (RMSE) ค่า Theil's inequality coefficient ค่า Adjusted R^2 และค่า Akaike Information Criterion (AIC)

- ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) โดยจะเป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริง และค่าที่ประมาณจากแบบจำลองมีความแตกต่างกันมากน้อยเพียงใด ซึ่งหากค่า RMSE มีค่าเท่ากับศูนย์ จะหมายถึงแบบจำลองที่ประมาณ ได้มีค่าเท่ากับค่าจริงพอดี ดังนั้นหากค่า RMSE มีค่าน้อยเพียงไร แสดงว่าแบบจำลองนั้นสามารถเป็นตัวแทนค่าจริงได้ดีมากเพียงนั้น (Pindyck, R. and Rubinfeld, D., 1998) ซึ่งค่าสมการค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) แสดงได้ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s - Y_t^a)^2} \quad (2.15)$$

กำหนดให้ Y_t^s คือที่ประมาณจากแบบจำลอง

Y_t^a คือค่าข้อมูลจริง

T คือจำนวนของคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

- ค่า Theil's inequality coefficient (U) โดยในหลักการเบื้องต้นพบว่ามีสมการที่ใช้กันยังมีหลักการที่คล้ายกันกับ RMSE คือ ค่าสถิตินี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ทั้งนี้หากค่า U มีค่าเท่ากับศูนย์ หมายความว่าค่าที่ได้จากการประมาณมีค่าเท่ากับค่าที่เป็นข้อมูลจริง แสดงถึงแบบจำลองที่ประมาณได้เป็นแบบจำลองที่เป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้อย่างดีที่สุดในขณะที่

ถ้า U มีค่าเท่ากับกับหนึ่ง แปลว่าแบบจำลองที่ประมาณได้เป็นแบบจำลองที่แย่ที่สุด (Pindyck, R. and Rubinfeld, D., 1998) ดังนั้นวิธีการพิจารณาค่าสถิตินี้ให้เลือกรูปแบบจำลองที่มีค่า U ที่น้อยๆ ดังจะพิจารณาได้จากสมการที่ (3.16)

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (Y_i^s - Y_i^a)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (Y_i^s)^2 + \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (Y_i^a)^2}} \quad (2.16)$$

กำหนดให้

Y_i^s คือที่ประมาณจากแบบจำลอง

Y_i^a คือค่าข้อมูลจริง

T คือจำนวนของคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

- ค่า **Adjusted R^2** คือ การพิจารณาว่าตัวแปรอิสระสามารถที่จะอธิบายถึงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามได้มากน้อยเพียงใด ถ้าหากค่า Adjusted R^2 มีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่าตัวแปรอิสระสามารถอธิบายตัวแปรตามได้ทั้งหมด แต่ถ้าหากค่า Adjusted R^2 มีค่าเท่ากับ 0 หมายความว่า ตัวแปรอิสระไม่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้เลย ซึ่งค่า Adjusted R^2 นี้เป็นค่าสถิติที่เกิดจากการประยุกต์มาจากค่า R^2 ซึ่งถ้ามีการเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปในสมการมากขึ้นก็จะทำให้ค่า R Square สูงขึ้น ดังนั้น จึงมีการเพิ่มระดับความเป็นอิสระในสมการ ซึ่งเรียกว่า Adjusted R^2 (Gujarati, Damodar N., 2003) โดยสามารถพิจารณาความสัมพันธ์ของ R^2 และ Adjusted R^2 ได้ดังสมการ

$$R^2 = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i}{\sum y_i^2} \quad (2.17)$$

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i^2 / (n - k)}{\sum y_i^2 / (n - 1)} \quad (2.18)$$

- **Akaike Information Criterion (AIC)** เป็นค่าสถิติที่ประยุกต์คล้ายกับ ค่า Adjusted R^2 (\bar{R}^2) แต่ใช้ในรูปแบบการใส่ค่าลอการิทึมธรรมชาติ (natural Logarithm) โดยหากค่าสถิตินี้มีค่าน้อยเพียงใด นั่นก็แปลว่าแบบจำลองที่ประมาณได้นั้นสามารถเป็นตัวแทนข้อมูล

จริงได้ดีเพียงนั้น ทั้งนี้ค่าสถิตินี้เหมาะสำหรับการนำไปใช้หาค่าย้อนหลัง (Lag Length) ที่เหมาะสมอีกด้วย ซึ่งแสดงในสมการที่ (3.19)

$$\ln AIC = \left(\frac{2k}{n} \right) + \ln \left(\frac{\sum \hat{\mu}_i^2}{n} \right) \quad (3.19)$$

โดยกำหนดให้

$$\sum \hat{\mu}_i^2 = \text{ผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง}$$

$$N = \text{ค่าสังเกตทั้งหมด}$$

จากค่าสถิติที่กล่าวมาข้างต้นทั้งหมดจะนำมาใช้ประกอบในการพิจารณาเลือกแบบจำลอง ARIMA (p,d,q) ที่เหมาะสมที่สุด โดยจะคัดเลือกแบบจำลองในขั้นตอนนีไว้ 3-4 แบบจำลองเพื่อทำการเลือกอีกครั้ง ในขั้นตอนการพยากรณ์ เพื่อที่จะนำมาเปรียบเทียบว่า แบบจำลองใดจะมีความสามารถในการพยากรณ์มากที่สุด

2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation) คือการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่มาจากรูปแบบการถดถอยในตัวเอง (AR) และรูปแบบการเคลื่อนที่ของค่าคลาดเคลื่อน (MA) โดยสามารถเลือกใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Least Square) แต่สามารถที่จะใช้วิธีการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) เพื่อสร้างความสัมพันธ์ของสมการที่จะสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้ หากรูปแบบความสัมพันธ์นั้นเป็นรูปแบบที่มีความเหมาะสมที่สุด

3) การวิเคราะห์ความถูกต้อง (Diagnostic Checking) เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลอง จะต้องตรวจสอบทุกครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดนั้นมีความเหมาะสมจริงหรือไม่ การตรวจสอบจะทำได้หลายวิธี ตัวอย่างเช่น การพิจารณาคอเรลโลแกรมของสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) ของกลุ่มตัวอย่าง (ρ_k) แต่อย่างไรก็ตาม (Gujarati, Damodar N., 2003) ได้เสนอ การทดสอบวิเคราะห์ความเหมาะสมของแบบจำลอง โดยการใช้การทดสอบของ Box และ Pierce ซึ่งจะแสดงได้โดยใช้ Q-Statistic ดังสมการที่ (2.20)

$$Q = n \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_k^2 \quad (2.20)$$

กำหนดให้ n คือจำนวนของข้อมูล
 m คือค่า Lag Length

จากสมการ (2.20) มีการกำหนดค่า Q-Statistic เพื่อเป็นการทดสอบว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนจากการประมาณ (Estimated Residuals) ทุกช่วงเวลาที่ห่างกัน k มีความเป็นอิสระหรือไม่ จากสมมติฐานดังต่อไปนี้

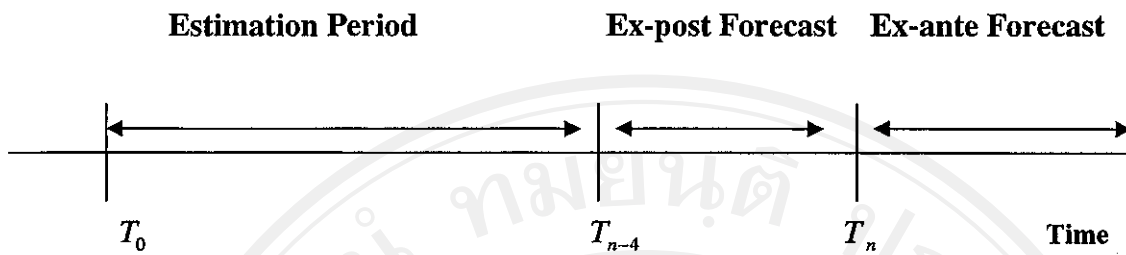
$$H_0 : \rho_1(\hat{\varepsilon}_t) = \rho_2(\hat{\varepsilon}_t) = \dots = \rho_k(\hat{\varepsilon}_t) = 0$$

$$H_a : \rho_1(\hat{\varepsilon}_t) \neq \rho_2(\hat{\varepsilon}_t) \neq \dots \neq \rho_k(\hat{\varepsilon}_t) \neq 0$$

ทั้งนี้ค่า Q นั้นพบว่ามีแจกแจงเป็นแบบ Chi-square ที่มีดีกรีเท่ากับ m ซึ่งอยู่ภายใต้ข้อสมมติฐานว่า สมมติฐานว่างคือค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการประมาณมีลักษณะเป็น White Noise นั่นก็แปลว่าแบบจำลองมีลักษณะปราศจากสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ดังนั้นหากตรวจสอบพบว่าแบบจำลองนั้นปราศจากสหสัมพันธ์แล้ว จะใช้แบบจำลองนั้นในการพยากรณ์ต่อไป แต่หากแบบจำลองนั้นไม่เหมาะสม ต้องทำตามขั้นตอนที่ 1 เพื่อกำหนดรูปแบบจำลองใหม่

4) การพยากรณ์ (Forecasting) เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าโดยอาศัยแบบจำลองที่เหมาะสมมากที่สุด เนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าจะทำให้เกิดข้อจำกัดที่ว่าความแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์นั้น มีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด และแบบจำลองอาร์มาเหมาะสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้น ดังนั้นเพื่อที่จะทราบว่าแบบจำลองที่ประมาณขึ้นมาสามารถที่จะพยากรณ์ราคาได้ถูกต้องแม่นยำเพียงใด จึงได้ใช้การพยากรณ์แบบ Ex-post Forecast กล่าวคือ เป็นการพยากรณ์ข้อมูล ณ ช่วงเวลาที่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นแล้ว ยกตัวอย่างเช่น จะลดจำนวนคำสั่งเหตุการณ์ของอนุกรมเวลาจากข้อมูลที่มีทั้งหมด n ข้อมูล เหลือ $n-4$ ข้อมูล แล้วทำการลดข้อมูลใหม่เพื่อดูค่า RMSE (Root Mean Squared Error) และ Theil Inequality Coefficient และทำการพยากรณ์ล่วงหน้า (Ex-post Forecast) จำนวน 4 ข้อมูล เพื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงที่มีอยู่ และก็จะได้ค่า RMSE และ Theil Inequality Coefficient แล้วใช้ค่าสถิติดังกล่าวประกอบการพิจารณาเลือกแบบจำลองที่มีความเหมาะสม สามารถพิจารณาช่วงการพยากรณ์ได้ดังรูปต่อไปนี้

รูปที่ 2.2 แสดงช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์



ที่มา: Pindyck and Rubinfeld (1998)

ภายหลังจากที่เลือกแบบจำลองที่ใช้เป็นตัวแทนอนุกรมเวลาข้อมูลได้แล้ว จะทำการพยากรณ์ล่วงหน้า (Ex-ante Forecast) กล่าวคือเป็นการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ยังไม่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นต่อไป

2.2 สรุปสาระสำคัญจากผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลูพินดา วัฒนรัตน์ (2538) ศึกษาศักยภาพการส่งออกของอุตสาหกรรมอัญมณีและเครื่องประดับของไทยในปีพ.ศ.2531-2535 ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ศักยภาพการส่งออกโดยศึกษาถึง

- 1.ปัจจัยหรือตัวกำหนดความมีศักยภาพของการส่งออก
- 2.ประเมินภาพผลถึงความมีศักยภาพของการส่งออกของอุตสาหกรรมอัญมณีและเครื่องประดับ
- 3.ศึกษาถึงปัญหาและอุปสรรคของอุตสาหกรรมอัญมณีและเครื่องประดับ
- 4.เสนอแนะแนวทางการศึกษา เพื่อปรับปรุงการส่งออกให้มีศักยภาพสูงขึ้น โดยกรอบการศึกษาวิเคราะห์อยู่บนพื้นฐานทฤษฎีความได้เปรียบเชิงเปรียบเทียบ (Comparative Advantage) และแบบจำลองส่วนแบ่งตลาดคงที่ (Constant Market Share Model)

ผลการศึกษาพบว่าไทยส่งออกสินค้าเพิ่มขึ้นในทุกรายการแสดงว่าไทยมีความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลกและตลาดเบลเยียม ฝรั่งเศส เยอรมัน ฮองกง อิสราเอล ญี่ปุ่น สิงคโปร์ สวิสเซอร์แลนด์ สหราชอาณาจักร และอเมริกา ซึ่งไทยส่งออกได้มากขึ้นทุกตลาดยกเว้น สหราชอาณาจักร ปัจจัยที่ทำให้การส่งออกขยายตัว คือ การขยายตัวของตลาดโลก ผลจากส่วนประกอบของสินค้าและความสามารถในการแข่งขันและปัจจัยอื่นที่กำหนดศักยภาพการส่งออก ได้แก่ วัตถุดิบ แรงงาน เทคโนโลยี และการออกแบบ ล้วนมีส่วนส่งเสริมการส่งออกสินค้าอัญมณีและเครื่องประดับของไทยให้มีศักยภาพและขีดความสามารถสูงขึ้น

นรารวรรณ ไววนิชกุล และคณะ (2542) ศึกษากลยุทธ์ในการเพิ่มขีดความสามารถทางการตลาดของอุตสาหกรรมอัญมณีและเครื่องประดับ พบว่า ความสามารถในการแข่งขันที่ลดลงของอุตสาหกรรมอัญมณีและเครื่องประดับของไทยตั้งแต่ปี 2535 เป็นต้นมานั้น เป็นผลมาจากการใช้เทคโนโลยีที่ยังไม่สูงพอ ความรู้ในด้านการบริหารและการผลิตยังมีน้อย บุคลากรที่มีความชำนาญในระดับสูงมีไม่เพียงพอ และขาดแคลนวัตถุดิบที่ใช้ในการผลิต ในยุคที่ตลาดโลกได้มีการระดับการแข่งขันเพิ่มขึ้นสูงขึ้นอย่างรวดเร็ว ทำให้ต้องแข่งขันกับประเทศต่างๆมากขึ้น ประเทศที่เป็นคู่แข่งสำคัญของไทย มีทั้งจากประเทศที่กำลังพัฒนาอย่างจีน และอินเดีย หรือประเทศที่พัฒนาแล้วอย่างเช่น สหรัฐอเมริกา อิสราเอล เบลเยียม และสวีเดน ดังนั้นนอกเหนือจากการแก้ไขปัญหาที่กล่าวมาแล้ว ยังต้องมีความรู้เพิ่มขึ้นในด้านการตลาดทั้งภายในและภายนอกประเทศพร้อมกันไปด้วย

จากการสำรวจผู้ประกอบการในประเทศไทย ได้พบทั้งความเหมือนกันและความแตกต่างกัน ในลักษณะทางการตลาดของผู้ประกอบการขนาดกลางและขนาดย่อม สิ่งเหมือนกันคือผู้ประกอบการมักจะใช้วิธีการขายตรง มีการดำเนินงานมานานกว่า 10 ปีขึ้นไป และส่วนใหญ่ขายสินค้าระดับ Medium-end และสิ่งที่แตกต่างกัน คือ ธุรกิจขนาดย่อมนั้น มักจะมีเงินทุนจดทะเบียนไม่เกิน 5 ล้านบาท มีพนักงานน้อยกว่า 10 คน มักจะขายในประเทศเป็นหลัก ยกเว้นเครื่องประดับเงินซึ่งจะมีการส่งไปขายยังต่างประเทศมากกว่า การขยายธุรกิจในปี 2541 จะขยายไปยุโรปเป็นส่วนใหญ่ในสินค้าทุกประเภท ผู้บริโภคภายในประเทศของผู้ประกอบการขนาดย่อมนิยมเครื่องประดับเพชรพลอยทุกประเภท เครื่องประดับทองนิยมเครื่องประดับบ้านเป็นหลัก ส่วนเครื่องประดับเงินนิยมแหวนและสร้อยคอ สำหรับลูกค้าจากต่างประเทศนั้น มักนิยมสั่งสินค้าหลากหลายชนิด ไม่ได้เฉพาะเจาะจงสินค้าประเภทใดประเภทหนึ่ง

สำหรับธุรกิจขนาดกลาง ส่วนใหญ่มักมีแรงงานน้อยกว่า 50 คน มีทุนจดทะเบียนต่ำกว่า 20 ล้านบาท สินค้าที่ขายประเภท High-ed มากกว่าผู้ประกอบการขนาดย่อม สินค้าส่วนใหญ่ส่งออกต่างประเทศเป็นหลัก และส่งออกเครื่องประดับเงินมากเป็นพิเศษ ในปี 2541 ธุรกิจขนาดกลางจะขยายธุรกิจไปที่สหรัฐอเมริกาเป็นส่วนใหญ่ ยกเว้นเพชรพลอยจะขยายไปยุโรปเป็นหลัก รูปแบบสินค้าที่มีความต้องการสูงสุด คือแหวน นอกนั้นเป็นเข็มกลัดและกระดุมเสื้อเชิ้ต

และเป็นที่ยอมรับว่า ตลาดต่างประเทศ และตลาดในประเทศมีลักษณะและการบริหารด้านการตลาดที่แตกต่างกัน และด้วยเหตุนี้ตลาดต่างประเทศคิดเป็นสัดส่วนถึงร้อยละ 80 ของตลาดอัญมณีฯ จาก 21 ประเทศทั่วโลก ในปี 2540 มีการนำเข้าอัญมณีและเครื่องประดับ รวมกันถึง 62,588 ล้านเหรียญสหรัฐฯ หรือเท่ากับ 1,970,387 ล้านบาท เทียบกับมูลค่าการส่งออกอัญมณีและเครื่องประดับ ของไทยในปี 2540 เท่ากับว่าไทยส่งออกเพียงร้อยละ 2.9 ของมูลค่าการบริโภคของ

โลกเท่านั้น ความต้องการนี้ได้ทำให้มูลค่าการส่งออกอัญมณีและเครื่องประดับของไทยสูงขึ้นเรื่อยๆ แม้จะเพิ่มในอัตราที่ลดลง

ภาณุพันธ์ จิตศักดิ์านนท์ (2546) ศึกษาเรื่องปัจจัยที่มีผลต่อการส่งออกสินค้าอัญมณีและเครื่องประดับไทย ไปประเทศญี่ปุ่น มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษา ปัจจัยที่มีอิทธิพลและส่งผลต่อการส่งออกสินค้าอัญมณีและเครื่องประดับไทย ที่ส่งออกไปยังประเทศญี่ปุ่น โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดอย่างง่าย(Ordinary Least Squares) และทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยการทดสอบ Cointegration and error correction ของ Johansen and Juselius ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลรายเดือน ระหว่างเดือนมกราคม ค.ศ.1998 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ.2002 จากผลการศึกษาความสัมพันธ์ระยะสั้นและระยะยาว ของการส่งออกสินค้าอัญมณีและเครื่องประดับจากไทยไปประเทศญี่ปุ่น โดยใช้แบบจำลองการนำเข้าอัญมณีของญี่ปุ่นจากไทย 5 ประเภท ได้แก่ การนำเข้าเพชร การนำเข้าทับทิม ไพลิน มรกต การนำเข้าพลอย การนำเข้าเครื่องประดับทองคำขาว และการนำเข้าเครื่องประดับทองคำ ผลการศึกษาพบว่าทุกแบบจำลองมีความสัมพันธ์ทั้งในระยะสั้นและระยะยาว กับตัวแปรราคาของอัญมณีแต่ละประเภท

ส่วนการศึกษาโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดอย่างง่าย(Ordinary Least Squares) พบว่าความยืดหยุ่นต่ออุปสงค์ของการนำเข้าเพชร ความยืดหยุ่นต่ออุปสงค์ของการนำเข้าเครื่องประดับทองคำขาว และความยืดหยุ่นต่ออุปสงค์ของการนำเข้าเครื่องประดับทองคำต่อราคาและรายได้ นั้นมีเพียงตัวแปรรายได้เท่านั้นที่มีสัมประสิทธิ์ของความยืดหยุ่นเป็นไปตามทฤษฎี อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ส่วนความยืดหยุ่นต่ออุปสงค์ของการนำเข้าทับทิม ไพลิน มรกต และความยืดหยุ่นของการนำเข้าพลอย ต่อราคาและรายได้ พบว่าทั้งราคาและรายได้ มีสัมประสิทธิ์ของความยืดหยุ่นเป็นไปตามทฤษฎีอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

เบญจพร อุ่มสมบัติชัย(2547) ศึกษาการพยากรณ์ราคาเนื้อไก่ โดยวิธีอาร์มา ซึ่งมีวัตถุประสงค์ 2 ประการคือ ศึกษาถึงลักษณะโครงสร้างการผลิตและการตลาดไก่เนื้อในประเทศไทยและพยากรณ์ราคาไก่เนื้อ โดยใช้แบบจำลองอาร์มา ซึ่งแบ่งเป็น 2 ชนิดคือ ราคาไก่เนื้อชนิดเนื้ออกถอดกระดูกและเนื้อสันใน โดยใช้ข้อมูลรายสัปดาห์ตั้งแต่วันที่ 17 กรกฎาคม 2544- วันที่ 26 พฤศจิกายน 2546 รวมทั้งสิ้น 135 ข้อมูล ซึ่งรวบรวมจากสมาคมผู้ผลิตไก่เพื่อการส่งออกแห่งประเทศไทย จากการศึกษา พบว่าราคาของเนื้อไก่ชนิดอกถอดกระดูกและเนื้อสันในมีลักษณะไม่นิ่งแต่ภายหลังจากการหาผลต่างอันดับที่ 1 พบว่าข้อมูลหนึ่งที่ระดับ $I(1)$ ทั้งนี้จากการพิจารณา คอเรลโลแกรม พบว่ารูปแบบของอาร์มา $(1,1,1)$ และอาร์มา $(2,1,0)$ มีความเหมาะสมมากที่สุดที่จะเป็นตัวแทนสมการราคาไก่เนื้อชนิดเนื้ออกถอดกระดูกและราคาเนื้อสันใน ตลอดจนผลการ

ทดสอบด้วยวิธี T-Statistic พบว่ามีค่าทางสถิติแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญและด้วยวิธี Box-Pierce พบว่ามีค่าทางสถิติไม่เท่ากับศูนย์ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 10 อีกทั้งการศึกษาในครั้งนี้ได้ใช้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Theil's Inequality Coefficient มาใช้เปรียบเทียบแบบจำลอง เพื่อที่จะหาความแม่นยำในการพยากรณ์ และสามารถสรุปได้ว่ารูปแบบอาร์มา (1,1,1) และอาร์มา (2,1,0) มีค่า RMSE และ Theil's Inequality Coefficient ที่ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ ดังนั้น ด้วยสาเหตุที่แบบจำลองทั้งสองข้างต้นมีค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดและสามารถในการพยากรณ์ที่ถูกต้องด้วยวิธีอาร์มา ทำให้ได้ผลการพยากรณ์มีแนวโน้มทิศทางเป็นไปในทิศทางเดียวกันกับข้อมูลจริง

พีรพงศ์ เหลี่ยมศิริเจริญ (2547) ศึกษาเรื่องการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกเซรามิก โดยวิธีการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองอาร์มา (ARIMA) โดยใช้ข้อมูลมูลค่าการส่งออกเซรามิกเป็นรายเดือน ตั้งแต่ มกราคม 2536 ถึง มีนาคม 2547 จำนวนทั้งหมด 135 เดือน จากผลการศึกษาในการทดสอบ Unit Root โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test (ADF test) มีความล่าช้า 2 ช่วงเวลา ผลปรากฏว่าค่าทดสอบทางสถิติที่ระดับ Level ของมูลค่าการส่งออกเซรามิก $[\ln(\text{slm}_t)]$ ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แต่ค่าทดสอบทางสถิติในระดับผลต่างที่ $[(1^{\text{st}} \text{ difference}, \Delta \ln(\text{slm}_t))]$ มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% แสดงว่าข้อมูลมูลค่าการส่งออกเซรามิก มีลักษณะนิ่งที่ I (1)

ผลการตรวจสอบคอเรลโลแกรมปรากฏว่า แบบจำลอง AR(1) AR(2) AR(10) AR (12) เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดที่จะใช้เป็นตัวแทนในการพยากรณ์มูลค่าส่งออกเซรามิกโดยค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) AR(2) AR(10) AR (12) มีค่าเท่ากับ -0.4688, -0.1923, -0.1372 และ 0.3714 ตามลำดับ และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) AR(2) และ AR(10) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงข้ามกับ $\Delta \ln(\text{slm}_t)$ ส่วนค่า AR (12) มีการเปลี่ยนแปลงทิศทางเดียวกันและให้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Theil's Inequality Coefficient (U) ที่ต่ำที่สุด ดังนั้นแบบจำลองนี้จึงมีความเหมาะสมที่สุด

ขจรศักดิ์ อักษรเสื่อ (2548) ศึกษาเรื่องการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกรถยนต์และชิ้นส่วน (CAR) ซึ่งพยากรณ์ด้วยข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม 2537 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2548 รวมทั้งสิ้น 134 ข้อมูลและข้อมูลรายไตรมาสที่ 1 ของปีพ.ศ. 2537 ถึงไตรมาสที่ 1 ของปีพ.ศ. 2548 รวมทั้งสิ้น 45 ข้อมูล โดยใช้แบบจำลองอาร์มา ซึ่งจะทำการศึกษาด้วยวิธีบ็อกส์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) โดยจากผลการศึกษาในการทดสอบ unit root โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test (ADF test) ที่ช่วงล่าช้า 0 ผลปรากฏว่าค่าทดสอบทางสถิติที่ระดับของ CAR ไม่มีนัยสำคัญทาง

สถิติ แต่ค่าทดสอบทางสถิติในระดับผลต่างที่ 1 มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 แสดงว่า CAR มีลักษณะนิ่งที่ (1)

จากการทดสอบ unit root ของ CAR ผลการตรวจสอบคอเรลโลแกรม ปรากฏว่าแบบจำลอง ΔCar C AR(1) AR(11) MA(12) มีความเหมาะสมที่สุด เนื่องจากค่าสัมประสิทธิ์อย่างมีนัยสำคัญที่ 0.01 เมื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองมีลักษณะเป็น white noise ณ ระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ 0.01 และแบบจำลองนี้ให้ค่า root mean squared error และ Theil's Inequality Coefficient ที่ต่ำที่สุด ดังนั้นแบบจำลองดังกล่าวจึงมีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกรถยนต์และชิ้นส่วนในอนาคต ซึ่งมูลค่าในอนาคตของ CAR ระหว่างเดือนมีนาคม 2548 ถึงเดือนกรกฎาคม 2548 เท่ากับ 9115.731, 8462.585, 8478.536, 9704.225 และ 9545.694 ล้านบาท ตามลำดับ

ส่วนผลการตรวจสอบคอเรลโลแกรม ปรากฏว่าแบบจำลอง (Car,1,2) C AR(1) AR(2) MA(2) MA(2) ซึ่งเป็นข้อมูลรายไตรมาสมีความเหมาะสมที่สุดเนื่องจากค่าสัมประสิทธิ์อย่างมีนัยสำคัญที่ 0.05 เมื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองพบว่าแบบจำลองมีลักษณะเป็น white noise ณ ระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ 0.05 และแบบจำลองนี้ให้ค่า root mean squared error และ Theil's Inequality Coefficient ที่ต่ำที่สุด ดังนั้นแบบจำลองดังกล่าวจึงมีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกรถยนต์และชิ้นส่วนในอนาคต ซึ่งมูลค่าในอนาคตของ CAR ระหว่าง ไตรมาส 2 ปี 2548 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี 2548 เท่ากับ 28,837.29, 32,590.42 และ 32,09.91 ล้านบาทตามลำดับ

ปีพ.ศ. 2549) ศึกษาเรื่องการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋อง โดยวิธีอาร์มา โดยใช้ข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2534 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ.2549 รวมทั้งสิ้น 185 ข้อมูล จากกรมศุลกากรจากการศึกษาในการทดสอบ unit root โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test (ADF test) ที่ล่าช้า 3 ช่วงเวลา พบว่าค่าทดสอบทางสถิติที่ระดับ level ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ อย่างไรก็ตามค่าทดสอบทางสถิติในระดับผลต่างลำดับที่ 1 มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋อง มีลักษณะนิ่งที่ระดับ I(1)

ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์มูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋อง คือรูปแบบจำลอง AR(1) AR(2) SAR(12) SMA (12) โดยสัมประสิทธิ์ของ AR(1) AR(2) SAR(12) และ SMA (12) ต่างมีค่า T-Statistic แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ ในขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง โดยวิธีของ Box-Pierce พิจารณาจากค่า Q-Statistic พบว่าค่า

ความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการมีคุณสมบัติความเป็น white noise ที่ระดับนัยสำคัญ 5% เมื่อนำแบบจำลองดังกล่าวไปพยากรณ์ พบว่า มูลค่าการส่งออกปลาทุ่นำกระป๋องตั้งแต่เดือนมิถุนายน ถึงเดือนกันยายน พ.ศ.2549 มีค่าเท่ากับ 3,656.82 3,709.75 3,774.98 และ 3,871.35 ล้านบาทตามลำดับ



ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved